

ТОМСКИЙ
ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ



На правах рукописи

Смольников Никита Викторович

**ОБЕСПЕЧЕНИЕ ОПТИМАЛЬНЫХ
ЭКСПЛУАТАЦИОННЫХ ХАРАКТЕРИСТИК
АКТИВНОЙ ЗОНЫ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОГО РЕАКТОРА
ИРТ-Т МЕТОДАМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата физико-математических наук

1.3.2 – Приборы и методы экспериментальной физики

Томск – 2025

Работа выполнена в федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Национальный исследовательский Томский политехнический университет»

Научный руководитель: **Наймушин Артем Георгиевич**

Кандидат физико-математических наук,
Национальный исследовательский Томский
политехнический университет, заместитель
директора-начальник УНЦ «ИЯР»

Официальные оппоненты: **Хрячков Виталий Алексеевич**

Доктор физико-математических наук, АО
«ГНЦ РФ – ФЭИ», заместитель научного
руководителя по ядерным неэнергетическим
тематикам

Ходашинский Илья Александрович

Доктор технических наук, профессор,
Томский государственный университет
систем управления и радиоэлектроники,
кафедра компьютерных систем в управлении
и проектировании, профессор

Защита состоится «12» ноября 2025 г. в 16.00 на заседании диссертационного совета ДС.ТПУ.01 Национального исследовательского Томского политехнического университета по адресу: *634034, Томск, пр. Ленина 43, 122 ауд.*



С диссертацией можно ознакомиться в научно-технической библиотеке Томского политехнического университета и на сайте dis.tpu.ru при помощи QR-кода.

Автореферат разослан «___» сентября 2025 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета ДС.ТПУ.01
Доктор физико-математических наук

A handwritten signature in blue ink, located to the right of the text identifying the secretary. The signature is stylized and appears to read 'Egor Kashkarov'.

Кашкаров Егор Борисович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования. С 2020 г. в Российской Федерации реализуется комплексная программа «Развитие техники, технологий и научных исследований в области использования атомной энергии», которая направлена на формирование безопасной и эффективной энергетической системы, основанной на перспективных ядерных, термоядерных, плазменных и иных технологиях, а также на увеличение экспорта ядерных технологий России. Развитие новых перспективных направлений и проектов включает создание научно-исследовательской и экспериментальной базы, а также оптимизацию существующих технологических решений, что является масштабной задачей.

Важную роль в развитии новых разработок играют исследовательские ядерные реакторы (ИЯР), обладающие компактными размерами активной зоны, большим количеством экспериментальных каналов и устройств. Работы, проводимые на базе ИЯР посвящены изучению фундаментальных и прикладных процессов, разработке новых технологий и материалов, а также наработке радиоизотопной продукции технического и медицинского назначения. Повышение производственных возможностей ИЯР – одно из ключевых направлений для увеличения объемов и качества проводимых исследований, которое требует проведения комплекса расчетно-экспериментальных работ для обоснования безопасности и эффективной эксплуатации.

Большой объем исследований, проводимых на базе ИЯР, осуществляется с использованием программных средств (ПС), которые позволяют моделировать физические процессы, протекающие в активной зоне. В качестве традиционного подхода к определению характеристик излучения используются математические модели на основе генератора случайных чисел (метод Монте-Карло, ММК) [1]. Они являются универсальными и обладают высокой точностью, что позволяет определять нейтронно-физические характеристики (НФХ) в гетерогенной структуре активной зоны. Моделирование вероятностных характеристик ММК требует больших (кластерных) вычислительных мощностей, что является существенным недостатком и накладывает ограничения на количество проводимых расчетно-экспериментальных обоснований. Для нивелирования недостатков ММК распространено применение аналитических и инженерных кодов, позволяющих проводить оценочные (первичные) расчеты отдельных элементов и узлов, которые впоследствии могут быть уточнены. Однако ограничения и упрощения, реализованные в таких кодах, являются причиной накопления статистической ошибки, что может привести к неверному конечному результату.

Стремительное развитие информационных технологий, сопровождающееся ростом производительности вычислительных систем, открывает возможности для создания и адаптации новых методов моделирования. К таким подходам можно отнести инструменты и алгоритмы

искусственного интеллекта (ИИ), которые используют не фундаментальные физические законы, а обобщенные статистические методы в совокупности с многолетним накопленным опытом (массивы данных). Ключевая особенность ИИ-моделей – возможность обучаться и обобщать характер распределений данных, что позволяет описывать изученные процессы, предсказывать новые значения и находить более оптимальные решения в задачах, где расчетные методы менее эффективны или не могут быть применены.

Использование технологий ИИ для решения проблем реакторной физики представляет научный и практический интерес, поскольку они могут быть адаптированы для широкого спектра задач, включая: мониторинг параметров, оптимизацию конструкции и режимов работы, обработку экспериментальных данных. Основная трудность, возникающая при разработке таких интеллектуальных систем, связана с инженерно-технической сложностью ядерных установок, что требует не только систематизации статистических методов и ИИ-алгоритмов, а также экспертного анализа при интерпретации обобщенных закономерностей, описывающих протекание физических процессов в ядерном реакторе.

В настоящей работе предложен подход, направленный на расширение существующих возможностей опережающего моделирования и оптимизацию эксплуатационных характеристик исследовательского ядерного реактора ИРТ-Т, основанный на суррогатном (эмпирическом) моделировании [2] процессов формирования энерговыделения, запаса реактивности активной зоны и алгоритмизированном поиске схем загрузок топлива.

Объектом исследования в диссертационной работе является активная зона исследовательского ядерного реактора ИРТ-Т и ее компоненты: топливные элементы, поглощающие стержни и отражатель.

Предметами исследования в диссертационной работе являются пространственные характеристики выгорания, нуклидный состав топлива, процессы формирования, изменения энергонапряженности в топливных элементах и запаса реактивности активной зоны реактора ИРТ-Т в зависимости от топливных конфигураций и положений поглощающих стержней.

Целью диссертационной работы является расширение подходов опережающего моделирования и обеспечение оптимальных эксплуатационных характеристик активной зоны исследовательского реактора ИРТ-Т методами машинного обучения.

Для достижения поставленной цели были сформулированы следующие **задачи**:

- разработка метода математической реконструкции нуклидного состава топлива, учитывающего неравномерность выгорания в гетерогенной структуре ячеек и топливных элементов для восстановления актуальных состояний активной зоны реактора ИРТ-Т;
- разработка алгоритма генерации искусственных схем загрузок топлива для формирования массива данных, описывающего реактивностные

характеристики активной зоны и особенности распределения энерговыделения в топливных элементах;

– разработка прогнозных ИИ-моделей для определения запаса реактивности, распределения энерговыделения в ячейках и наиболее напряженных топливных элементах активной зоны в зависимости от схемы загрузки топлива и положений поглощающих стержней;

– разработка метода алгоритмизированного поиска топливных конфигураций, основанного на механизмах метаэвристического генетического алгоритма и прогнозных моделей для формирования оптимальных НФХ активной зоны реактора ИРТ-Т.

Научная новизна. В диссертационном исследовании предложен и реализован подход, основанный на применении ПС МСУ-PTR, прогнозных моделей и алгоритма адаптивного поиска топливных загрузок по заданным критериям. Это позволило объединить точность ММК со скоростью и гибкостью ИИ, расширить подходы опережающего расчетного сопровождения и формировать оптимальные эксплуатационные характеристики активной зоны реактора ИРТ-Т при перегрузках.

Впервые разработан алгоритм математической реконструкции нуклидного состава топлива, учитывающий неравномерность выгорания урана-235 в гетерогенной структуре тепловыделяющих сборок, что позволяет «воссоздавать» актуальные состояния активной зоны реактора ИРТ-Т с общей точностью не менее 97 %.

Впервые разработаны прогнозные ИИ-модели, позволяющие прогнозировать неравномерность распределения энерговыделения в ячейках, наиболее энергонапряженные топливные элементы и реактивные характеристики активной зоны реактора ИРТ-Т в зависимости от эксплуатационных картограмм выгорания топлива и положений поглощающих стержней.

Впервые предложен и разработан метод случайного направленного поиска топливных загрузок, включающий в себя алгоритмы перестановок тепловыделяющих сборок на основе эволюционных механизмов и ИИ-модели для предсказания НФХ активной зоны. По сравнению с традиционным подходом, автоматизированный и адаптивный подбор схем загрузок активной зоны реактора ИРТ-Т основан на анализе и отборе подходящих решений среди 10-12 тысяч генерируемых вариантов, что обеспечивает формирование оптимальных НФХ.

Теоретическая и практическая значимость работы. Результаты, представленные в диссертационной работе, вносят вклад в развитие исследований, направленных на расширение существующих знаний и подходов к оптимизации эксплуатационных характеристик активных зон исследовательских реакторов и расчетному (опережающему) моделированию за счет предложенной архитектуры «прецизионный код – ИИ», которая позволяет определять НФХ и формировать оптимальные топливные конфигурации активной зоны реактора ИРТ-Т.

Подходы, предложенные для реконструкции нуклидного состава топлива и генерации случайных загрузок, позволили установить особенности процессов выгорания топлива и перераспределения энерговыделения в гетерогенной структуре топливных элементов активной зоны реактора ИРТ-Т. Это позволяет анализировать схемы загрузок топлива и оценивать предельные тепловые нагрузки на топливные элементы.

Разработанные на основе ИИ прогнозные модели учитывают степень выгорания топлива в ячейках, эффекты «отравления» бериллия и положения поглощающих стержней, что позволяет без применения ресурсозатратного ММК определять энергонапряженность топливных ячеек и реактивные характеристики активной зоны реактора ИРТ-Т в условиях реальных эксплуатационных циклов.

Алгоритм адаптивного поиска на основе механизмов генетического алгоритма и ИИ-моделей обеспечивает подбор топливных конфигураций с оптимальными энергонапряженностью и запасом реактивности, что позволило увеличить скорость подготовки программ перестановок активной зоны в среднем в 240 раз, увеличить длительность кампаний реактора ИРТ-Т более чем на 11 % и повысить стабильность нейтронного излучения в экспериментальных каналах на 15 %.

Представленные результаты обладают потенциалом для дальнейшего развития, аттестации и внедрения в полномасштабный производственный цикл расчетного сопровождения на базе действующих исследовательских ядерных установок.

Методология диссертационного исследования состоит в использовании комплекса расчетных и статистических методов:

- для определения особенностей распределения выгорания в гетерогенной структуре топливных элементов и математической реконструкции полученных зависимостей применялись прецизионное ПС MCU-PTR, программная обработка результатов моделирования, их аппроксимация на основе закономерностей, характеризующих физические процессы в активной зоне реактора, а также одномерное сплайн-сглаживание по методу наименьших квадратов.

- для установления обобщенных закономерностей формирования энерговыделения в топливных ячейках были использованы инструменты статистики, в том числе, описательная статистика, корреляционный анализ и аппроксимация на основе полуэмпирических закономерностей. Разработка прогнозных моделей проводилась на основе алгоритмов машинного обучения и нейросетевых архитектур, для оценки которых применялись общепринятые и оригинальные статистические показатели (функции потерь).

- для оптимизации топливных загрузок был разработан оригинальный программный код, в котором отражены: интеграция модификаторов перестановок топлива с прогнозными моделями, математическая формализация функции приспособленности на основе

взвешенной линейной комбинации целевых функций. Были разработаны оригинальные математические функции регуляризации процесса направленного поиска для формирования симметричных пар тепловыделяющих сборок, характеризующих реальные схемы загрузки активной зоны реактора ИРТ-Т.

Обработка расчетно-экспериментальных значений и сопоставление результатов проводились с использованием методов математической статистики.

Научные положения, выносимые на защиту:

1. Метод математической реконструкции нуклидного состава, учитывающий неравномерность выгорания в гетерогенной структуре топливных элементов, позволяет восстанавливать эксплуатационные состояния активной зоны реактора ИРТ-Т с погрешностью ядерных концентраций 3 %, пространственных распределений не более 5 %, реактивных характеристик не более $0,38 \beta_{\text{эфф}}$, что не превышает максимальную погрешность аттестованной модели ПС MCU-PTR.

2. На основе интеграции прецизионного моделирования (ПС MCU-PTR) и машинного обучения разработаны объяснимые суррогатные ИИ-модели, которые учитывают картограммы выгорания топлива и положения поглощающих стержней, что позволяет предсказывать энергонапряженность топливных ячеек и реактивные характеристики эксплуатационных компоновок активной зоны реактора ИРТ-Т с погрешностями 0,036 и 0,51 $\beta_{\text{эфф}}$, соответственно.

3. Метод случайного направленного поиска на основе генетического алгоритма и прогнозных моделей обеспечивает подбор оптимальных схем загрузок активной зоны реактора ИРТ-Т, что позволяет увеличить эффективность использования топлива более чем на 11 %, повысить стабильность нейтронного излучения в экспериментальных каналах более чем на 15 %.

Достоверность полученных результатов обеспечивается физической обоснованностью решаемых задач, использованием статистических методов обработки и анализа результатов, согласованностью с экспериментальными данными реактора ИРТ-Т и эталонными результатами прецизионного моделирования в ПС MCU-PTR.

Личный вклад автора состоит в постановке научной проблемы, цели и задач исследования, разработке алгоритмов и расчетных кодов, проведении расчетных исследований и подготовке экспериментальных данных. Автор принял участие в подготовке научных статей и представлении результатов работы на всероссийских и международных конференциях и семинарах. Результаты, представленные в диссертационном исследовании, получены автором лично или при его непосредственном участии.

Апробация работы

Основные результаты диссертационной работы были представлены на всероссийских и международных семинарах и конференциях: Technical

Meeting on Safety Considerations in the Use of Advanced Technologies at Research Reactors, МАГАТЭ, Австрия, 2024 г.; 8-я Международная конференция по глубокому обучению в вычислительной физике (DLCP2024), Москва, 2024 г.; 32-я Всероссийская научно-техническая конференция «Нейтронно-физические проблемы атомной энергетики» («Нейтроника-2024»), Обнинск, 2024 г.; XXIX Международная научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых ученых «Научная сессия ТУСУР - 2024», Томск, 2024 г.; X Международная конференция «Атомная энергетика, ядерные и радиационные технологии XXI века», Минск, 2024 г.; XXIII научная школа молодых ученых ИБРАЭ РАН, Москва, 2024 г.; Международная молодежная научная конференция «Гинчуриные чтения- 2024 «Энергетика и цифровая трансформация», Казань, 2024 г.; Всероссийская научно-практическая конференция, посвященная 75-летию со дня основания Сибирского химического комбината «Новая технологическая платформа атомной энергетики», Томск, 2024 г.; Всероссийская научно-практическая конференция «Новая технологическая платформа атомной энергетики», Томск, 2024 г.; I Всероссийская научно-практическая конференция «Интеллектуальная энергетика», Томск, 2023 г.; III Международная научная конференция молодых ученых, аспирантов и студентов, Томск, 2023 г.; «Science and Youth TVEL» международная открытая научно-техническую конференция молодежного движения топливной компании АО «ТВЭЛ», Томск, 2023 г.

Публикации

По основным результатам исследований опубликованы 10 работ, из них 3 опубликованы в изданиях, рекомендованных ВАК, 7 в журналах, индексируемых базами данных SCOPUS и Web of Science.

Структура и объем

Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения и списка литературы из 131 наименования. Работа изложена на 177 страницах, включая 78 рисунков и 31 таблицу.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснованы актуальность выбранной темы исследования, сформулированы задачи для достижения цели исследования, научная новизна, теоретическая и практическая значимость полученных результатов.

В первой главе представлены основные подходы к созданию систем на основе ИИ и их адаптация для решения задач атомной отрасли.

В настоящее время ИИ является широкой областью науки, охватывающей различный спектр методов и подходов для решения фундаментальных и прикладных задач. Наибольшее распространение для получил вычислительный интеллект, способный адаптироваться на основе данных, имитировать природные процессы, извлекать закономерности и делать прогнозы, который включает в себя: машинное обучение, глубокое обучение, биологические алгоритмы, нечеткую логику.

Методы машинного и глубокого обучения сосредоточены на извлечении «знаний» и установлении закономерностей без прямого программирования, что позволяет решать задачи регрессии, классификации, анализа, генерации и управления за счет уникальной аппроксимации (1) искомой функции (распределений) относительно набора параметров.

$$\begin{aligned}\hat{y} &\approx y = \hat{f}(x, \theta) \approx f(x), \\ \theta^* &= \arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^N L(y_i, \hat{f}(x_i, \theta)),\end{aligned}\tag{1}$$

где,

x – элемент входных данных, так что $x \in \mathbf{X}$;

y – целевой признак, так что $y \in \mathbf{Y}$;

\mathbf{X}, \mathbf{Y} – массивы входных и целевых признаков, соответственно;

$\hat{f}(x, \theta)$ – аппроксимация функции $f(x)$;

θ – набор параметров для оптимизации;

L – функция потерь (ошибка);

θ^* – набор параметров, при котором функция потерь минимальна.

Важную роль в процессе разработки ИИ-решений играет парадигма обучения, влияющая на общую архитектуру системы, выбор алгоритмов и скорость моделей.

Технологии ИИ нашли широкое применение для решения задач атомной отрасли, в том числе, ядерных реакторов. Основные исследования и направления посвящены вопросам мониторинга, анализа и автономного контроля технологических параметров в формате рекомендательных систем; анализа состояния реактора при работе в критических условиях; анализа условий возникновения и протекания аварийных ситуаций; оптимизации рабочих параметров реактора и конструкций активной зоны.

Большое количество разрабатываемых подходов посвящены энергетическим установкам и характерны для большинства реакторов (ВВЭР, PWR, BWR). Энергетические реакторы имеют существенные конструкционные, инженерно-технические и эксплуатационные отличия от ИЯР, поэтому существующие ИИ-решения не могут быть напрямую адаптированы. Следовательно, разработка унифицированных и комплексных ИИ-подходов для повышения безопасности, экспериментальных возможностей и эффективности эксплуатации ИЯР представляет особый научный и практический интерес.

Во второй главе представлены характеристики активной зоны и реактора ИРТ-Т. Приведено описание программного средства (ПС) MSU-PTR, особенности работы реактора в режиме частичных перегрузок топлива. Представлен метод математической реконструкции нуклидного состава топлива для упрощения процесса восстановления состояний активной зоны реактора ИРТ-Т и результаты эталонных тестов.

Реактор ИРТ-Т – среднепоточный исследовательский ядерный реактор бассейнового типа тепловой мощностью 6 МВт. Штатная загрузка активной зоны состоит из 11-ти восьмитрубных (8 тепловыделяющих элементов) и 9-ти шеститрубных (6 тепловыделяющих элементов) ТВС ИРТ-3М, обогащенных до 90 % по изотопу U-235. Реактор имеет 10 горизонтальных и 15 вертикальных экспериментальных каналов диаметром от 42 до 180 мм, которые используются для проведения научно-исследовательских работ по физике твердого тела, нейтронно-активационному анализу, нейтронно-трансмутационному легированию кремния и др. Картограмма активной зоны реактора ИРТ-Т приведена на рисунке 1.

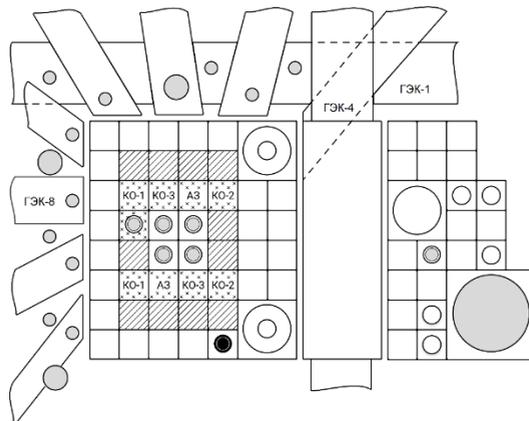


Рисунок 1 – Картограмма активной зоны реактора ИРТ-Т

Важнейшая задача эксплуатации ИЯР – обеспечение безопасности и эффективного проведения работ на всех этапах, включая: оценку нейтронно-физических и теплогидравлических характеристик активной зоны, облучение образцов и перегрузочные работы. Решение эксплуатационных и сопутствующих задач составляют процесс сопровождения эксплуатации, который реализуется при использовании инженерных или прецизионных кодов, составляющих основу расчетного сопровождения эксплуатации реактора (РСЭ). РСЭ реактора ИРТ-Т осуществляется на основе аттестованной расчетной модели активной зоны в MCU-PTR с библиотекой констант MDBPT50 [3].

Эксплуатация реактора ИРТ-Т осуществляется в режиме частичных перегрузок топлива, при котором происходит выгрузка наиболее выгоревших ТВС, что оказывает влияние на НФХ активной зоны: увеличение запаса реактивности; перераспределение энерговыделения в ячейках, которое сопровождается формированием локально напряженных участков (2) с высоким объемным коэффициентом неравномерности распределения энерговыделения (ОКНРЭ); изменение интенсивности нейтронного излучения в экспериментальных устройствах.

$$K_V = \frac{\mathcal{E}_V^{\max}}{\mathcal{E}_V^{\text{aver}}} = K_h K_c = \frac{\mathcal{E}_h^{\max} \mathcal{E}_c^{\max}}{\mathcal{E}_h^{\text{aver}} \mathcal{E}_c^{\text{aver}}}, \quad (2)$$

где,

K_h, K_c – неравномерности распределения энерговыделения по высоте и сечению активной зоны, соответственно;

$\mathcal{E}_V^{\max}, \mathcal{E}_h^{\max}, \mathcal{E}_c^{\max}$ – максимальная энергонапряженность по объему, высоте и сечению активной зоны, соответственно;

$\mathcal{E}_V^{\text{aver}}, \mathcal{E}_h^{\text{aver}}, \mathcal{E}_c^{\text{aver}}$ – средняя энергонапряженность по объему, высоте и сечению активной зоны, соответственно.

Отношение значений относительно среднего по координате (объему, высоте или ячейке) представляет собой массив отклонений, характеризующий неравномерность, и в настоящей работе обозначается как КНРЭ (коэффициент неравномерности распределения энерговыделения). В таблице 1 представлен пример перераспределения энерговыделения в активной зоне при проведении перегрузки и перестановок.

Таблица 1 – Пример перераспределения энерговыделения в ячейках активной зоны реактора ИРТ-Т

	До перегрузки				КНРЭ			
	Глубина выгорания, %				В	С	D	E
	В	С	D	E				
7	4,90	30,41	33,71	42,48	1,33	1,22	1,18	1,06
6	25,44	51,81	15,95	23,04	1,23	0,99	1,60	1,44
5	52,94			62,32	0,96			0,91
4	61,79			61,51	0,78			0,89
3	24,97	14,45	51,28	21,84	1,19	1,47	0,96	1,37
2	4,86	33,98	30,91	40,66	1,32	1,10	1,18	0,98

	После перегрузки и перестановок				КНРЭ			
	Глубина выгорания, %				В	С	D	E
	В	С	D	E				
7	4,89	0,00	33,72	42,46	1,41	1,68	1,30	1,21
6	25,44	51,81	15,95	23,05	1,24	1,06	1,76	1,59
5	52,94			30,41	0,99			1,72
4	61,78			30,91	0,82			1,68
3	24,98	14,47	51,27	21,84	1,17	1,54	1,06	1,53
2	4,85	33,98	0,00	40,65	1,36	1,14	1,63	1,14

*перегрузка 5E, 4E; перестановки 7С–5E и 2D–4E

В результате размещения «свежего» топлива в ячейках 4E и 5E происходит локальное увеличение энерговыделения более чем на 55 % и перераспределение по остальным ячейкам, составляющее в среднем 20 %. Проведенные перестановки позволили снизить локальную энергонапряженность в активной зоне более чем на 15 %. Однако регулярные изменения топливной конфигурации являются причиной вариации интенсивности нейтронного излучения в экспериментальных

устройствах (ГЭК-1, ГЭК-4, ГЭК-8) на величину до 20-35 %, что влияет на условия проводимых работ.

При разработке программы профилирования активной зоны реактора ИРТ-Т рассматриваются несколько сценариев, что обусловлено большим количеством возможных комбинаций ТВС. На каждый рассматриваемый вариант затрачивается 4 – 8 часов и выбирается наиболее «подходящий», однако сложно судить об его «оптимальности» как с точки зрения значений ОКНРЭ, так и продолжительности топливной кампании.

Более того, использование (2) для оценки максимальной напряженности в активной зоне не является полностью корректным – не учитываются локальные энергонапряженности в «скруглениях» и неравномерность распределения энерговыделения между твэлами. Для учета этих недостатков необходима детализация расчетной модели: каждый твэл – выгорающий материал с азимутальным разбиением (рисунок 2).

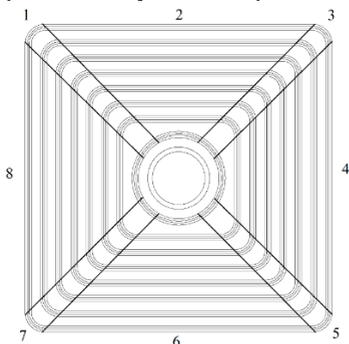


Рисунок 2 – Детальное разбиение восьмитрубной ТВС: 6 высотных слоев; 64 материала на высотный слой

Это позволит модифицировать (2) за счет компонент по твэлам K_{fe} и азимуту K_{azi} .

Для использования новой геометрии в процессе РСЭ реактора требуется нуклидный состав топлива, описывающий текущее (актуальное) состояние активной зоны. «Традиционные» подходы, основанные на моделировании всей «истории» эксплуатации или постепенной детализации исходной модели, требуют длительных расчетов и вычислительных мощностей.

С целью расширения существующих расчетных возможностей и оптимизации эксплуатационных характеристик активной зоны реактора ИРТ-Т в диссертационном исследовании предложен новый подход, основанный на интеграции метода Монте-Карло и машинного обучения, для:

- создания суррогатных моделей (эмуляторов), прогнозирующих значения КНРЭ и запаса реактивности активной зоны в зависимости от картограммы загрузки и положений поглощающих стержней (рабочих органов, РО);

- разработки метода формирования топливных загрузок, удовлетворяющих критериям «оптимальности».

Чтобы прогнозные модели описывали реальные (эксплуатационные) загрузки реактора ИРТ-Т предложен метод реконструкции нуклидного состава топлива. Метод основан на воссоздании материального состава топлива исходя из пространственной неравномерности и глубины выгорания U-235 по

основным координатам ТВС: высота h , твэлы fe , азимут azi , что не требует моделирования «истории» реактора ИРТ-Т.

Так, (3) отражает общую концепцию на примере профиля неравномерности выгорания ТВС с H высотных слоев: каждому значению B соответствует безразмерный массив $\mathbf{K}_H^B = [K_1^B, \dots, K_H^B]$, который характеризует высотный профиль (неравномерность), и массив $\mathbf{N} = f(\mathbf{B})$, содержащий ядерные концентрации более 140 радиоактивных и стабильных нуклидов в топливе.

$$\mathbf{K}_H^B = f(\mathbf{B}),$$

$$\begin{bmatrix} K_1^1 & \dots & K_H^1 \\ \dots & \dots & \dots \\ K_1^M & \dots & K_H^M \end{bmatrix} = f \left(\begin{bmatrix} B^1 \\ \dots \\ B^M \end{bmatrix} \right), \quad (3)$$

где,

M – количество шагов по выгоранию.

Для детального описания распределений по пространственным координатам (h , fe , az) была разработана специальная расчетная модель, содержащая 15 высотных и 20 азимутальных слоев. Зависимости (3) определялись для всех ячеек активной зоны до глубины выгорания не менее 75 % и шагом не более 2,5 %, которые впоследствии аппроксимировались для перехода к непрерывным величинам. Это позволило описать особенности выгорания топлива относительно пространственных координат в каждой ячейке активной зоны реактора ИРТ-Т и осуществить реконструкцию материального состава.

Корректность и точность предложенного метода подтверждалась путем сопоставлений расчетных и реконструированных картограмм выгорания, результатов моделирования аттестованной модели и экспериментальных данных реактора ИРТ-Т.

Средние погрешности реконструкции концентрации топлива и основных нуклидов (воспроизводящих, «шлаков» и др.) составили 1,13 % и 3 %, соответственно. Погрешность определения значений КНРЭ в топливных ячейках составила 2,2 %.

Сходимость пространственных распределений по коэффициенту детерминации по всем секторам (материалам) ТВС составила $R^2 \approx 0,95$. Оцененное отклонение от экспериментальной критичности реактора представлено на рисунке 4.

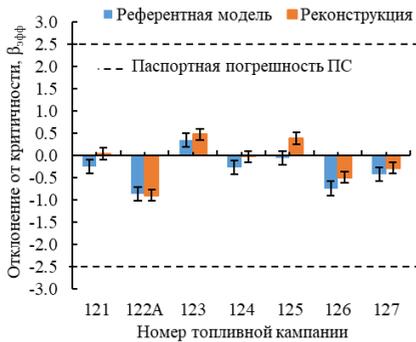


Рисунок 4 – Отклонение от экспериментальной критичности реактора ИРТ-Т

Можно видеть, что среднее расчетное отклонение от экспериментальной критичности реактора составляет $0,38 \beta_{эфф}$ при паспортной погрешности аттестованной модели РС МСУ-PTR $\pm 2,5 \beta_{эфф}$.

Таким образом, предложенный подход к восстановлению состояний активной зоны позволяет «воссоздавать» материальный состав эксплуатационных загрузок за счет учета неравномерности выгорания в ячейках и по основным пространственным координатам.

В третьей главе представлены подходы к генерации случайных топливных загрузок на основе гауссовской модели, проведению статистического анализа для обобщения закономерностей распределения энерговыделения, а также разработка прогнозных моделей машинного и глубокого обучения, их верификация и валидация.

Определение неравномерности распределения энерговыделения в ячейках и запаса реактивности относительно всех возможных комбинаций ТВС и положений РО в явном виде сложно реализуемо. Поэтому для решения задачи (5) предложено использовать методы машинного обучения, что позволит создать «универсальные» аппроксиматоры.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{K}}_{\mathcal{J}} \approx \mathbf{K}_{\mathcal{J}} = \hat{f}(\mathbf{B}, \mathbf{C}_{\text{PO}}, \mathbf{C}_{\text{cell}}, \mathbf{C}_{\text{FAs}}, \boldsymbol{\theta}_{\text{K}}) \approx f(\mathbf{B}, \mathbf{C}_{\text{PO}}, \mathbf{C}_{\text{cell}}, \mathbf{C}_{\text{FAs}}), \\ \hat{\boldsymbol{\rho}} \approx \boldsymbol{\rho} = \hat{f}(\mathbf{B}_{\text{core}}, \mathbf{C}_{\text{PO}}, \mathbf{C}_{\text{FAs}}, \boldsymbol{\theta}_{\rho}) \approx f(\mathbf{B}_{\text{core}}, \mathbf{C}_{\text{PO}}, \mathbf{C}_{\text{FAs}}), \end{aligned} \quad (5)$$

где,

$\hat{\mathbf{K}}_{\mathcal{J}}, \mathbf{K}_{\mathcal{J}}$ – вектора прогнозных и истинных значения КНРЭ в ячейках, соответственно;

$\hat{\boldsymbol{\rho}}, \boldsymbol{\rho}$ – вектора прогнозных и истинных значения запаса реактивности, соответственно;

\mathbf{B} – вектор значений глубины выгорания в ячейках;

$\boldsymbol{\theta}_{\text{K}}, \boldsymbol{\theta}_{\rho}$ – параметры моделей для прогнозирования значений КНРЭ и запаса реактивности, соответственно.

Для формирования массива данных был разработан подход, базирующийся на гауссовской модели, позволяющей генерировать случайные (искусственные) схемы загрузки активной зоны реактора ИРТ-Т, и методе реконструкции для «воссоздания» нуклидного состава топлива. Было подготовлено более 250 схем загрузок, для каждой из которых рассматривались 11 положений РО, что характеризует регламентное перемещение стержней в процессе работы реактора и позволяет учитывать

эффекты «искажения» поля нейтронов, перераспределения энерговыделения и изменения запаса реактивности. Сформированные картограммы моделировались в ПС MCU-PTR, что позволило подготовить более 2200 состояний активной зоны реактора ИРТ-Т.

На рисунке 5 приведена визуализация распределений КНРЭ, характеризующая интенсивность ячеек в зависимости от расположения, из которой видна разница в энергонапряженности между центральными и периферийными ячейками.

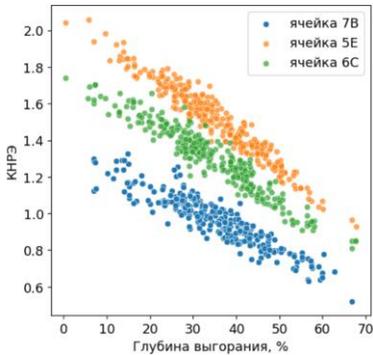


Рисунок 5 – Распределения значений КНРЭ в зависимости от ячейки

Определение прогнозных возможностей алгоритмов машинного обучения осуществлялось эмпирически. Наивысшая точность прогнозирования значений КНРЭ $R^2=0,91$, $CAO=0,036$ и запаса реактивности $R^2=0,93$, $CAO 0,69 \beta_{эфф}$ была достигнута при использовании линейной регрессии (Ridge) с L2-регуляризацией [7]. Далее были рассмотрены методы ансамблирования [8] алгоритмов машинного обучения для повышения точности и разработки более «сильной» модели.

По результатам конфигурирования была разработана модель градиентного бустинга (GBR) с деревьями решений и L2-регуляризацией. Тестирование показало (рисунок 6) сходимость значений КНРЭ $R^2=0,98$, $CAO 0,014$ (снижение в $\approx 2,6$ раз относительно Ridge) и запаса реактивности $R^2=0,97$, $CAO 0,33\beta_{эфф}$ (снижение в $\approx 2,1$ раз относительно Ridge).

На подготовленном массиве проводился статистический анализ [4–6] для установления особенностей в данных и формирования обобщенных (функциональных) зависимостей. Установлено, что присутствует «нормальность» распределений входных и выходных признаков в ячейках, отсутствует мультиколлинеарность между независимыми переменными; присутствует корреляционная связь между соседними и удаленными ТВС.

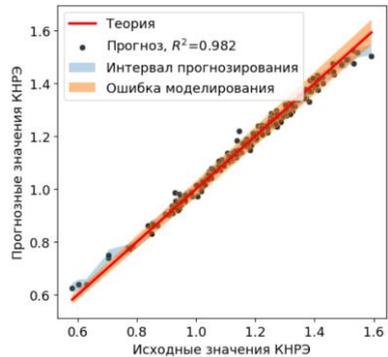


Рисунок 6 – Прогнозные возможности GBR + L2-регуляризация

Прогнозное определение наиболее энергонапряженных участков в твэлах требовало повторной работы с данными и алгоритмами машинного обучения – ограничения на универсальность подхода. Из рисунка 7 видно, что степень детализации по-разному влияет на энергонапряженность центральных и периферийных ячеек. Центральные ячейки имеют общие сходства при глубине выгорания более 15-20 %.

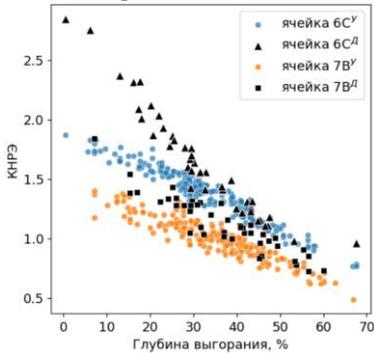


Рисунок 7 – КНРЭ при упрощенной и детальной геометрии ТВС

Увеличение степени энергонапряженности при учете детального разбиения в некоторых ТВС достигает $\approx 35-47\%$, что обусловлено детализацией и влиянием бериллиевого отражателя. Предложено использовать особенности в данных упрощенной геометрии в качестве обучающих признаков для прогнозов относительно детальной. Для этого предложена нейросетевая архитектура (рисунок 8) и многозадачное обучение [9].

На основе ранее сформированных топливных компоновок были выбраны 48 примеров ($\approx 2\%$ относительно всей выборки упрощенной геометрии) и подготовлены обучающий и тестовый массивы.

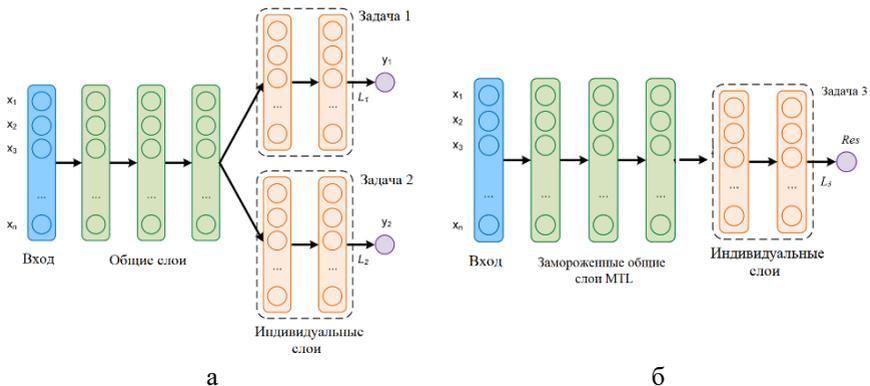


Рисунок 8 – Многозадачное обучение с искусственной нейронной сетью (ИНС): а – архитектура с общими слоями и индивидуальными выходами (MLP_MTL); б – дополнительный остаточный блок (Residual-блок)

Схема 8а отражает процесс установления связей между упрощенной и детальной геометрией за счет общих и индивидуальных слоев ИНС, а регуляризация процесса обучения осуществляется через взвешенную

функцию потерь, коэффициенты которой подбирались эмпирически. Блок рисунка 8б предназначен для дообучения исходной модели на остатках [10], что позволило учитывать не только сходства, но и различия между в данных.

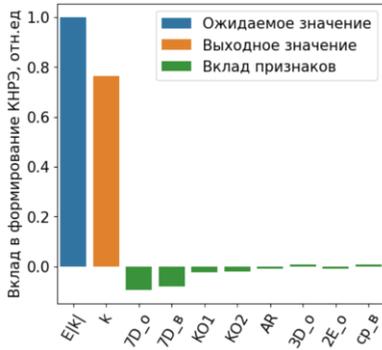


Рисунок 9 – Вклад признаков в энергонапряженность ячейки 7D

Валидация проводилась на основе сопоставления прогнозных значений с результатами моделирования в аттестованной модели и экспериментальными данными реактора ИРТ-Т.

На рисунке 10 приведены значения КНРЭ в одной из ячеек активной зоны для некоторых состояний реактора ИРТ-Т за период эксплуатации 2021-2023 гг., который включает в себя несколько топливных циклов (перегрузок).

Можно видеть, что прогнозные значения повторяют характер и количественно согласуются с результатами расчетов в аттестованной модели ПС MSU-PTR. Средняя сходимость по критерию R^2 составила 0,94, при CAO 0,036.

Применение предложенной ИНС (MLP_MTL+ Residual-блок) позволило достичь точности модели $R^2=0,91$ и CAO 0,039, в то время как, точность «классической» ИНС не превышала $R^2=72\%$, при CAO 0,069. Проверка моделей в рамках верификации проводилась на основе SHAP-значений (рисунок 9), что позволило оценить количественный вклад признаков, подтвердить интерпретируемость и физическую «объяснимость» прогнозируемых (выходных) значений и устойчивость моделей к «шумам» [11].

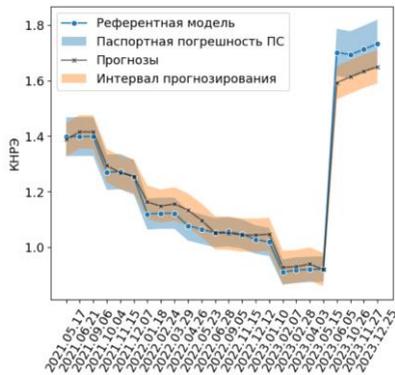


Рисунок 10 – Прогноз значений КНРЭ для эксплуатационных загрузок реактора ИРТ-Т

Сходимость значений запаса реактивности составила $R^2 = 0,94$, при CAO 0,39 $\beta_{эфф}$, оцененное отклонение от экспериментальной критичности не превышает 0,51 $\beta_{эфф}$. Таким образом, разработанные прогнозные модели позволяют определять значения КНРЭ в ячейках и запас реактивности реактора с учетом картограммы выгорания и положений РО, а также оценивать максимальную энергонапряженность в топливных элементах.

Четвертая глава диссертационной работы посвящена разработке метода формирования топливных компоновок активной зоны реактора ИРТ-Т,

основанного на алгоритме адаптивного случайного поиска и прогнозных моделях.

Количество возможных комбинаций ТВС только для одной загрузки активной зоны реактора ИРТ-Т составляет $12! \approx 479 \cdot 10^6$ (без перестановок ТВС с поглощающими стержнями), что является NP-трудной задачей, решение которой точными методами недостижимо. Предложено использовать метаэвристический генетический алгоритм (ГА), осуществляющий случайный направленный поиск в пространстве возможных решений [12] при максимизации функции приспособленности (6).

$$F(x) = [f_1(x), \dots, f_N(x)],$$

$$D_x \subset \{x\} = R^{|x|}, \quad (6)$$

где,

$f(x)$ – целевая функция;

N – количество критериев (целевых функций);

D_x – множество параметров;

R – пространство параметров.

Были разработаны оригинальные операторы модификаций, обеспечивающие генерацию новых решений, на основе механизмов скрещивания и мутации для реализации процесса перестановок ТВС и прогнозных моделей для определения НФХ формируемых компоновок (рисунок 11).

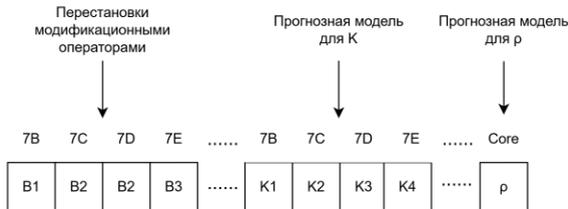


Рисунок 11 – Схема формирования случайных загрузок в ГА

Это позволило учесть особенности процедуры перестановки ТВС в активной зоне за счет рассмотрения фиксированного массива значений глубины выгорания $\mathbf{B} = [B_1, \dots, B_{FA}]$ ($FA = 20$) относительно дискретных позиций ячеек $\mathbf{X} = [x_1, \dots, x_{FA}]$, а также определять значения КНРЭ $\mathbf{K}_\ominus = [K_1, \dots, K_{FA}]$ и запаса реактивности ρ для каждого формируемого решения.

Формализация оригинальных целевых функций, входящих в состав (6), проводилась с учетом критериев максимизации запаса реактивности и минимизации ОКНРЭ в активной зоне (7).

$$F(x)^{i,j} = (1 - \omega) \cdot k_p^{i,j} + \omega \cdot k_{K_v}^{i,j},$$

$$F(x)^{i,j} = (1 - \omega) \cdot \exp(-m_p(\rho^{\max} - \rho^{i,j})) + \omega \cdot \exp(-m_{K_v}(K_v^{\max} - K_v^{i,j})), \quad (7)$$

где,

i, j – номер итерации и генотипа популяции;

ω – весовой коэффициент;

m_p – коэффициент масштаба функции запаса реактивности;

m_{K_V} – коэффициент масштаба функции ОКНРЭ;

ρ^{\max}, K_V^{\max} – предельные (целевые) значения запаса реактивности и ОКНРЭ.

Весовое соотношение между целевыми функциями определялось эмпирически и позволило установить, что алгоритм способен формировать как решения, характеризующиеся большим запасом реактивности или очень низким значением ОКНРЭ, так и оптимальные, при которых достигается баланс между целевыми функциями.

Чтобы итоговые решения имели пары ТВС с близкими значениями выгорания и КНРЭ (по аналогии с реальными нагрузками) был предложен и реализован метод регуляризации функции приспособленности для формирования симметричных участков в активной зоне (рисунок 12).

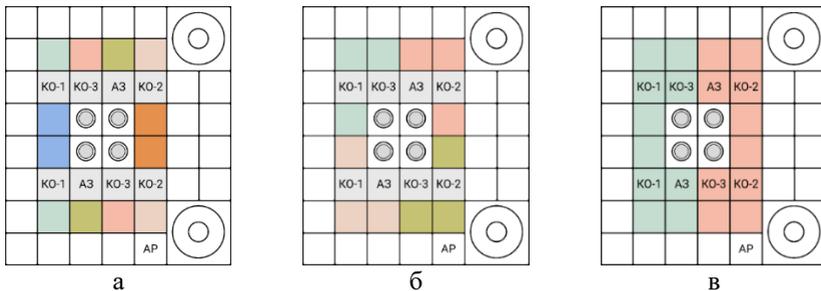


Рисунок 12 – Визуализация симметричных ячеек и участков в активной зоне реактора ИРТ-Т: а – симметрия ячеек; б – симметрия четвертей; в – симметрия сторон

Тестирование разработанного алгоритма осуществлялось на основе сопоставления «прошлого» опыта профилирования с ГА-решениями за период работы реактора 2022-2023 гг. В таблице 2 представлена картограмма загрузки активной зоны реактора ИРТ-Т №125, сформированная ГА.

Таблица 2 – Компоновка загрузки №125, сформированная ГА

	Глубина выгорания, %				КНРЭ			
	В	С	Д	Е	В	С	Д	Е
7	58,57	0,00	26,60	21,86	0,77	1,71	1,47	1,64
6	20,86	47,87	10,17	17,81	1,29	1,14	1,90	1,81
5	49,17			38,49	1,04			1,66
4	57,85			36,91	0,86			1,59
3	20,50	9,00	47,47	16,85	1,18	1,50	1,11	1,60
2	58,55	25,92	0,00	29,32	0,68	1,18	1,55	1,28

$$\rho = 8,67 \beta_{\text{эфф}}$$

$$K_V = 1,90$$

Можно видеть, что для топливных ячеек характерны пары ТВС с близкими значениями по выгоранию. Запас реактивности ГА-решения составил $\rho = 8,67 \beta_{эфф}$, что больше, чем для исходной компоновки с $\rho = 6,87 \beta_{эфф}$. При этом увеличение значения ОКНРЭ незначительно (с 1,83 до 1,90). Аналогичным образом проводилась оптимизация других «прошлых» топливных загрузок активной зоны реактора ИРТ-Т с целью подтверждения стабильности и эффективности предложенного подхода (рисунок 13).

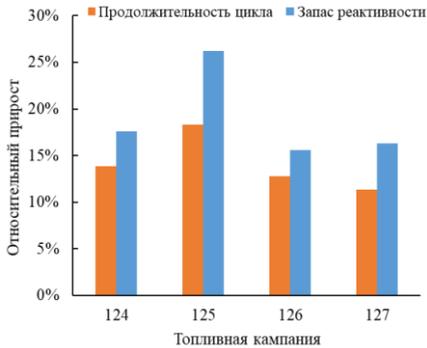


Рисунок 13 – Тестирование ГА на кампаниях 2022-2023 гг.

Из рисунка 13 видно, что прирост длительности топливного цикла варьируется, однако наблюдался для каждой кампании и составил в среднем $\approx 14\%$, что свидетельствует о большей «оптимальности» ГА-компоновок и эффективности метода как с точки зрения выходного результата, так и ресурсов – не требуются затраты на подготовку, моделирование, обработку и анализ результатов.

Опытная эксплуатация разработанного метода формирования топливных загрузок осуществлялась в 2024 г. на основе аттестованной модели в ПС МСУ-PTR и включала в себя как ГА-компоновки, так и экспертные схемы, сформированные «традиционным» образом. По результатам моделирования циклов №128-130 было установлено, что продолжительность кампаний при ГА-решениях выше чем на 11 %.

На основе компоновочных решений кампаний № 124-130 была проведена оценка изменения интенсивности нейтронного излучения в экспериментальных каналах реактора ИРТ-Т. Подбор схем загрузок по заданным критериям (ГА-решения) обеспечивает предельное изменение плотности потока нейтронного излучения в каналах до 12 %, что на более чем 15 % ниже, чем для «традиционно» формируемых загрузок. Это обеспечивает стабильность проводимых научных и производственных работ.

ВЫВОДЫ

По результатам, представленным в диссертационном исследовании, сформулированы основные выводы:

1. Для активной зоны исследовательского реактора ИРТ-Т характерны эффекты локального роста и перераспределения энерговыделения в топливных ячейках, что оказывает влияние на характеристики нейтронного излучения в экспериментальных устройствах, энергонапряженность твэлов и продолжительность топливной кампании. Для оптимизации текущего процесса РСЭ и эксплуатационных характеристик реактора ИРТ-Т

предложена интеграция ПС MCU-PTR (метода Монте-Карло) и машинного обучения для создания суррогатных (прогнозных) моделей с целью «ускорения» трудоемких расчетных процессов, при сохранении точности. Для формирования топливной компоновки активной зоны предложено реализовать алгоритм поиска относительно критериев «оптимальности».

2. Разработан метод генерации нуклидного состава топлива, основанный на математической реконструкции ядерных концентраций. Подход учитывает неравномерности выгорания топлива в гетерогенной структуре активной зоны и тепловыделяющих элементов, что позволяет «воссоздать» актуальный состав топлива расчетной модели. На основе сопоставления с эталонными расчетами определена средняя погрешность реконструкции нуклидного состава, которая составила не более 3 %, при погрешности определения КНРЭ в ячейках не более 4,6 %. Средняя точность пространственных распределений энерговыделения при реконструкции состава топлива составила 95 %. Сопоставление полученных результатов с экспериментальными данными реактора показало, что CAO от запаса реактивности и критичности реактора не превышает $0,31 \beta_{эфф}$ и $0,38 \beta_{эфф}$, соответственно, при максимальной погрешности ПС MCU-PTR $\pm 2,5 \beta_{эфф}$.

3. Разработаны суррогатные модели для предсказания распределения энерговыделения в топливных ячейках, размножающих свойств активной зоны с учетом положений поглощающих стержней и максимальной энергонапряженности топливных элементов. Тестовая точность определения значений КНРЭ и запаса реактивности на основе прогнозной модели (GBR) составила 98 % и 97 %, при CAO 0,014 и $0,33 \beta_{эфф}$, соответственно. Точность прогнозов максимальной энергонапряженности в топливных ячейках на основе разработанного нейросетевого алгоритма (MLP_MTL + Residual-блок) составила 93 %, при CAO 0,037. Верификация моделей на основе SHAP-тестов и обобщенных зависимостей показала, что формируемые прогнозы интерпретируемы (объясняемый ИИ), устойчивы к «шумам» и адаптивны даже к незначительным изменениям. Валидация моделей проводилась на основе сопоставления с эталонными расчетами (аттестованная модель ПС MCU-PTR) и экспериментальными данными реактора ИРТ-Т: погрешность определения значений КНРЭ, запаса реактивности и критичности реактора составили $0,036$, $0,39 \beta_{эфф}$ и $0,51 \beta_{эфф}$, соответственно, что не превышает паспортные погрешности аттестованной модели. Точность определения интегральной эффективности групп РО КО1 и КО2 составила 95 %, что свидетельствует о возможности применения разработанных моделей для определения характеристик реактора ИРТ-Т при РСЭ.

4. Разработан метод поиска топливных загрузок активной зоны реактора ИРТ-Т, включающий в себя перестановки с помощью механизмов генетического алгоритма и суррогатные модели для определения НФХ анализируемых решений. Тестирование метода проводилось на основе оптимизации «прошлых» топливных загрузок, сопоставлении с экспериментальными примерами и показало: алгоритм способен находить

оптимальную загрузку, затрачивая от 60 до 120 секунд процессорного времени. Подход позволяет примерно в 240 раз сократить временные затраты на формирование компоновок, по сравнению с традиционным «ручным» методом. По результатам опытной эксплуатации на реакторе ИРТ-Т в 2024 г. метод позволил увеличить продолжительность топливных циклов более чем на 11 %, что свидетельствует о повышении экономической эффективности использования топлива. При использовании ГА изменение интенсивности нейтронного излучения в каналах при перегрузках снизилось с 20–35 % до 10–15 %, что обуславливает повышение стабильности проводимых научных и производственных работ на реакторе ИРТ-Т.

5. Результаты диссертационного исследования имеют потенциал для адаптации относительно существующих исследовательских реакторов с целью оптимизации эксплуатационных характеристик, а также могут быть использованы для разработки новых программных пакетов и комплексов для расчетного сопровождения эксплуатации ядерных реакторов.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Haghghat A. Monte Carlo Methods for Particle Transport / A. Haghghat. – 2. – Second edition. | Boca Raton : CRC Press, 2021.: CRC Press, 2020.
2. H.R. Jones. Data-driven Approaches to Surrogate Machine Learning Model Development / H.R. Jones [et al.] arXiv:2210.02631 [cs]. – arXiv, 2022.
3. N.I. Alekseev. MCU-PTR program for high-precision calculations of pool and tank type research reactors / N.I. Alekseev [et al.] // Atomic Energy. – 2011. – Vol. 109. – № 3. – P. 149-156.
4. Ronald L. Wasserstein & Nicole A. Lazar. The ASA Statement on p-Values: Context, Process, and Purpose / Ronald L. Wasserstein & Nicole A. Lazar // The American Statistician. – 2016. – Т. 70. – № 2. – С. 129-133.
5. Brophy A.L. An algorithm and program for calculation of Kendall's rank correlation coefficient / A.L. Brophy // Behavior Research Methods, Instruments, & Computers. – 1986. – Vol. 18. – № 1. – P. 45-46.
6. Gross E. Practical Statistics for High Energy Physics / E. Gross // CERN Yellow Reports: School Proceedings. – 2017. – P. 165 Pages.
7. O. Demir-Kavuk. Prediction using step-wise L1, L2 regularization and feature selection for small data sets with large number of features / O. Demir-Kavuk [et al.] // BMC Bioinformatics. – 2011. – Vol. 12. – № 1. – P. 412.
8. Rahman S.Md.M. Introducing Ensemble Machine Learning Algorithms for Automatic Test Case Generation using Learning Based Testing / S.Md.M. Rahman, N.U. Eisty. – arXiv, 2024.
9. Caruana R. Multitask Learning / R. Caruana // Machine Learning. – 1997. – Т. 28. – № 1. – p. 41-75.
10. K. He. Deep Residual Learning for Image Recognition / K. He [et al.]. – arXiv, 2015.

11. Lundberg S. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions / S. Lundberg, S.-I. Lee. – arXiv, 2017.
12. Alhijawi B. Genetic algorithms: theory, genetic operators, solutions, and applications / B. Alhijawi, A. Awajan // *Evolutionary Intelligence*. – 2024. – Vol. 17. – Genetic algorithms. – № 3. – P. 1245-1256.

РАБОТЫ, ОПУБЛИКОВАННЫХ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Н.В Смольников и др. Расчетно-экспериментальное определение нейтронно-физических характеристик исследовательского реактора ИРТ-Т / Ю.Б Чертков, М.Н Аникин, И.И Лебедев, А.Г Наймушин, Н.В Смольников // *Атомная энергия*. – 2021. – Т. 131. – № 1. – С. 43-46.
2. Н.В. Смольников. Применение алгоритмов машинного обучения для прогнозирования неравномерности распределения энерговыделения в активной зоне исследовательского реактора ИРТ-Т / Н. В. Смольников, М. Н. Аникин, И. И. Лебедев [и др.] // *Вопросы атомной науки и техники. Серия: Физика ядерных реакторов*. – 2024. – № 5. – С. 32-50.
3. Н.В. Смольников. Эвристический алгоритм профилирования неоднородности энерговыделения в активной зоне реактора ИРТ-Т / Смольников Н. В [и др.] // *Вопросы атомной науки и техники. Серия: Ядерно-реакторные константы*. – 2025. – № 2. – С. 17-28.
4. Smolnikov N.V. et al. Calculation and Experimental Determination of the Neutronics Characteristics of the IRT-T Research Reactor / Smolnikov N.V. [et al.] // *Atomic Energy*. – 2022. – Vol. 131. – № 1. – P. 42-45.
5. Smolnikov N.V. Cooling System of Research Reactor Facility as Basis for Boosted Regression / M.K. Kublinskiy, N.V. Smolnikov, A.G. Naimushin // *Russian Physics Journal*. – 2024. – Vol. 67. – № 3. – P. 315-319.
6. Smolnikov N.V. Gaussian Process Based Prediction of Density Distribution in Core of Research Nuclear Reactor / N. V. Smolnikov, M. N. Anikin, A. G. Naimushin, I. I. Lebedev // *Moscow University Physics Bulletin*. – 2024. – Vol. 79, No. S2. – P. S935-S943. – DOI 10.3103/S0027134924702394
7. N.V. Smolnikov. Substantiation of the Possibility to Obtain ¹⁷⁷Lu on the Average Flux Research Reactor IRT-T / N.V. Smolnikov [et al.] // *Journal of Engineering Physics and Thermophysics*. – 2024. – Vol. 97. – № 6. – P. 1478-1487.
8. N. Smolnikov. Monitoring of the Efficiency of the IRT-T Reactor Heat Exchanger System by Machine Learning Method / M. Kublinskiy, N. Smolnikov, A. Naimushin // *Physics of Particles and Nuclei Letters*. – 2024. – Vol. 21. – № 4. – P. 808-810.
9. N.V. Smolnikov. Feasibility study of using IRT-T research reactor for BNCT applications / N.V. Smolnikov [et al.] // *Applied Radiation and Isotopes*. – 2020. – Vol. 166. – P. 109243
10. N. Smolnikov. Supervised machine learning with regression for the IRT-T reactor cooling system / M. Kublinskiy, N. Smolnikov, A. Naymushin // *ITM Web of Conferences*. – 2024. – Т. 59. – С. 03007.